

Neuere Entwicklungen auf dem Gebiet ökonometrischer Strukturmodelle:

Strukturelle Vektorautoregressionen

Jörg Breitung*

Humboldt-Universität zu Berlin
Institut für Statistik und Ökonometrie
Spandauer Strasse 1
D-10178 Berlin

September 1998

Abstract

In diesem Beitrag wird der vergleichsweise neue Ansatz der “*Strukturellen Vektorautoregression*” (SVAR) vorgestellt und anhand einfacher Beispiele illustriert. Auf der Basis der Theorie rationaler Erwartungen wird unterschieden, inwieweit der Einsatz wirtschaftspolitischer Instrumente von den Wirtschaftssubjekten vorhergesehen wurde oder überraschend erfolgt. Nicht erwartete wirtschaftspolitische Ereignisse werden dabei als “Schocks” bezeichnet. SVAR-Modelle ermöglichen eine Analyse der Wirkung derartiger Schocks auf die interessierenden ökonomischen Variablen. Da die Schocks nicht direkt beobachtbar sind, müssen Annahmen zur Identifikation getroffen werden. Die unterschiedlichen Möglichkeiten, strukturelle Schocks zu identifizieren, werden anhand einfacher Beispiele dargestellt und miteinander verglichen. Zur Illustration des SVAR-Modellansatzes wird ein einfaches ISLM-Modell mit Hilfe amerikanischer Daten geschätzt und interpretiert.

*Dieser Beitrag wurde für die Herbsttagung 1998 des Arbeitskreises Politische Ökonomie in Schmitten verfaßt. Ich danke Maike Burda, Uwe Hassler, Kirstin Hubrich und Dieter Nautz für hilfreiche Kommentare und Vorschläge sowie der DFG für finanzielle Unterstützung im Rahmen des SFB 373.

1 Einleitung

Das Anliegen dieses Beitrags ist, den vergleichsweise neuen Ansatz der “*Strukturellen Vektorautoregression*” (SVAR) vorzustellen und anhand einfacher Beispiele zu illustrieren. Dabei wird auf die Behandlung der teilweise recht komplizierten methodischen Details weitgehend verzichtet. Die statistischen Probleme im Zusammenhang mit dem SVAR-Modellansatz werden in den Überblicksarbeiten von Watson (1994), Pagan (1995), Amisano/Giannini (1997) und Lütkepohl/Breitung (1997) behandelt und werden daher nur am Rande angesprochen.

In traditionellen simultanen Mehrgleichungsmodellen, die in den 50er und 60er Jahren insbesondere von der einflußreichen *Cowles Commission* entwickelt wurden (vgl. Epstein 1987), wird die Wirkung politischer Instrumente als erwartete Veränderung der Zielvariablen in Abhängigkeit von der Instrumentvariablen bestimmt. Dazu muß jedoch vorausgesetzt werden, daß die Instrumentvariable exogen und vom Träger der Wirtschaftspolitik kontrollierbar ist. Eine solche Annahme erscheint jedoch aus der Sicht der in den 70er und 80er Jahren entwickelten Theorie *rationaler Erwartungen* problematisch. Da die Wirtschaftssubjekte Erwartungen bezüglich des zukünftigen Verhaltens wirtschaftspolitischer Instanzen bilden, wird zumindest ein Teil der politischen Maßnahmen vorhergesehen und ist daher bereits in den Planungen der Wirtschaftssubjekte berücksichtigt. Im Extremfall kann daher der Einsatz politischer Instrumente vollständig wirkungslos oder sogar kontraproduktiv sein.

Eine naheliegende Konsequenz dieser Betrachtungsweise ist, daß nicht die Wirkung der Veränderung der Instrumentvariablen untersucht wird, sondern nur der unerwartete Anteil bei der Veränderung dieser Variable. Eine solche nicht von den wirtschaftssubjekten vorhergesehene Veränderung wird als (exogener) *Schock* bezeichnet. Das Forschungsprogramm zur Untersuchung wirtschaftspolitischer Maßnahmen verschiebt sich daher von der Analyse der Wirkung exogener Politikvariablen zur dynamischen Analyse von Schocks.

Der zentrale Begriff des Schocks wird im folgenden allerdings allgemeiner

gefaßt als dies üblicherweise in der wirtschaftspolitischen Diskussion der Fall ist. Gewöhnlich wird unter einem Schock ein singuläres Ereignis verstanden, das vom Ausmaß und Zeitpunkt her unvorhergesehen ist und erhebliche Anpassungsprozesse im ökonomischen System auslöst. Beispiele sind der Übergang von festen zu flexiblen Wechselkursen, der sprunghafte Anstieg der Ölpreise von 1973 und 1981 oder die deutsche Wiedervereinigung. Derartige Ereignisse sind natürlich ökonomisch bedeutsame Veränderungen, die jedoch nicht als typisch gelten können. Eine statistische Modellierung knüpft dagegen an *regelmässige Ereignisse* an und erlaubt zuverlässige Schlußfolgerungen nur, wenn die Ereignisse hinreichend häufig beobachtet wurden. Dabei wird in einem linearen Modell davon ausgegangen, daß von der Wirkung kleiner Änderungen beispielsweise des Ölpreises auf die Wirkung von extremen Ölpreisänderungen geschlossen werden kann. Weiterhin wird in einer linearen Analyse davon ausgegangen, daß – um beim Beispiel zu bleiben – ein Anstieg des Ölpreises eine im Umfang gleiche, aber in gegensätzliche Richtung verlaufende Änderung impliziert wie eine Senkung des Ölpreises.

Der hier vorzustellende Modellierungsansatz untersucht demnach die dynamischen Wirkungen von “Angebotsschocks”, “Nachfrageschocks”, “monetäre Schocks” und dergleichen mehr. Das Problem, das sich damit zwangsläufig stellt, ist jedoch, daß derartige Schocks nicht direkt beobachtbar sind. Aus diesem Grund müssen die Schocks mit Hilfe geeigneter Annahmen identifiziert werden.

Bei der Identifikation der strukturellen Schocks gibt es bedeutsame Unterschiede im Vergleich mit der Identifikation einer strukturellen Form im Mehrgleichungsmodell. Während in traditionellen Mehrgleichungsmodellen Restriktionen bezüglich der Kovarianzmatrix nur vereinzelt anzutreffen sind, sind derartige Restriktionen bei SVAR-Modellen die Regel. Desweiteren sind simultane Mehrgleichungsmodelle häufig im großen Umfang “überidentifiziert”, d.h. es werden wesentlich mehr Annahmen getroffen als für die Identifikation des Strukturmodells erforderlich wären. Demgegenüber werden für ein SVAR-Modell gewöhnlich nur so viele Annahmen getroffen, wie zur Identifikation der Schocks erforderlich sind. Damit entfällt jedoch die

Möglichkeit, die Strukturannahmen empirisch zu überprüfen. Dies ist allerdings auch nicht das Hauptanliegen dieser Forschungsrichtung. Vielmehr dient das ökonomische Vorverständnis dazu, einen ordnenden Blick auf das dynamische Verhalten des Systems zu werfen. Es geht nicht darum, anhand der empirischen Evidenz ökonomische Theorien zu verwerfen, sondern die ökonomische Theorie zu nutzen, um ein besseres Verständnis von der Wirkungsweise des ökonomischen Systems zu erhalten. Die Frage ist daher nicht, ob die Strukturannahmen richtig oder falsch sind, sondern inwieweit die Annahmen geeignet sind, das dynamische Verhalten des Systems besser zu verstehen und charakteristische Eigenschaften (“stylized facts”) herauszuarbeiten, die ohne Strukturannahmen nur schwer zu beobachten gewesen wären.

2 Identifikation exogener Schocks

Zunächst sollen die Grundzüge struktureller VAR-Modelle verbal dargestellt werden, um dem Leser die Möglichkeit zu geben, auch ohne weitergehende Vorkenntnisse auf dem Gebiet der modernen Ökonometrie die Grundzüge dieses analytischen Rahmens kennenzulernen. Die Leser, die sich darüber hinaus für eine formale Darstellung der unterschiedlichen statistischen Modellansätze interessieren, finden in den nachfolgenden Abschnitten eine knappe Einführung der alternativen methodischen Konzepte, die jedoch einige Grundkenntnisse auf dem Gebiet der Ökonometrie voraussetzen.

Ausgangspunkt der Modellierung des dynamischen Systems ist die Vorstellung, daß die Modellvariablen im Zeitablauf von exogenen Schocks getroffen werden, die über das dynamische System auf den Zeitpfad der Variablen einwirken. Da die Schocks selbst nicht beobachtet werden, müssen Annahmen zu ihrer Charakterisierung getroffen werden. Sind die Schocks eindeutig bestimmt, ist das Modell “identifiziert”.

Zur Identifikation des Modells können unterschiedliche Annahmen getroffen werden. Unstrittig ist die Annahme, daß die Schocks *orthogonal* sein sollen, d.h., die Schocks sind untereinander unkorreliert. Diese Annahme ist

erforderlich, um die Wirkung von Schocks auf das System isoliert voneinander analysieren zu können. Inwiefern die Schocks in der Realität tatsächlich unabhängig sind, ist natürlich schwer zu beurteilen, da sie nicht direkt beobachtbar sind. Die Zerlegung in orthogonale Komponenten hat jedoch in der statistischen Analyse eine lange Tradition (z.B. in der Faktorenanalyse). Eine Möglichkeit, die Orthogonalität der Schocks theoretisch zu begründen, besteht darin, daß der Schock eine spezifische Information über die ökonomischen Realität repräsentiert. Die Gesamtheit der Information in einem System wird daher in disjunkter Form auf dessen Komponenten abgebildet, so daß die Schocks in eindeutiger Weise die jeweiligen Aspekte der Realität messen.

Die Annahme orthogonaler Schocks ist jedoch nicht hinreichend für die Identifikation. Für ein System, das aus n Variablen besteht, werden im allgemeinen zusätzliche $n(n-1)/2$ Annahmen benötigt, um die Schocks eindeutig bestimmen zu können. Eine wichtige Klasse von Restriktionen sind Annahmen über die zeitliche Abfolge der Schocks. Dabei wird angenommen, daß bestimmte Schocks erst verzögert auf ausgewählte Variablen wirken, so daß keine unmittelbare Wirkung innerhalb einer Periode beobachtet wird. Ein alternativer Weg zur Identifikation besteht darin, ökonomische Strukturgleichungen wie z.B. Konsumfunktion, Geldnachfragefunktion, Produktionsfunktion zu formulieren und die Störgrößen dieser Gleichungen als strukturelle Schocks aufzufassen. Die Schocks in diesen Gleichung führen demnach zu einer vertikalen Verschiebung der entsprechenden Strukturgleichungen und knüpfen so an die Lehrbuchversion der Analyse von ISLM-Systemen an.

Schließlich kann auch die langfristige Wirkung der Schocks zur Charakterisierung verwendet werden. So wird zum Beispiel für Nachfrage- und monetäre Schocks häufig angenommen, daß sie keine langfristigen Wirkungen auf reale Outputgrößen haben, während Angebotsschocks das Outputniveau langfristig beeinflussen können. Ein Beispiel für eine empirische Studie, bei der alle drei Formen der Identifikation genutzt werden, liefert Gali (1992).

Im Vergleich zur traditionellen Stukturanalyse mit simultanen Gleichungsmodellen erfolgt die Auswahl der identifizierenden Annahmen eher informell.

In der Regel werden die Annahmen nicht aus einem vollständig spezifizierten ökonomischen Modell abgeleitet, sondern mit Hilfe einiger plausibler Überlegungen motiviert. In der Praxis sind die resultierenden Modelle tatsächlich *“without much theory”*, wie Cooley and Dwyer (1998) anmerken. In der genannten Arbeit wird mit Hilfe einer *“strong theory”* ein Konjunkturmодell abgeleitet und gezeigt, daß unterschiedliche Annahmen über die Schocks zu sehr unterschiedlichen Schlußfolgerungen führen können. Cooley/Dwyer (1998) schließen aus diesem Resultat:

“The findings of this paper suggest that conclusions about the importance of technology and other shocks based on simple SVARs are certainly not invariant to the identifying assumptions and may not be very reliable as vehicles for identifying the relative importance of shocks.”

Die Autoren scheinen ein “Robustheitskonzept” zu vertreten, welches impliziert, daß eine Schlußfolgerung nur dann glaubwürdig ist, wenn unterschiedliche Annahmen zu den gleichen (oder zumindest ähnlichen) Ergebnissen führen. Annahmen mit dieser Eigenschaft mögen zwar wünschenswert sein, wären aber letztlich uninformativ. Auch die verwendete *“strong theory”*, vor deren Hintergrund die Eignung der SVAR-Modelle beurteilt wird, basiert auf einer Reihe “sensibler Annahmen”, und ist damit in ähnlicher Weise “unzuverlässig”.

Theoretische Modelle können nur ein sehr vereinfachtes Abbild der ökonomischen Wirklichkeit liefern. Insofern sind theoretische Modelle Annäherungen an die komplexe Wirklichkeit, die mehr oder weniger “falsch” sind. Entscheidend für die Beurteilung von Modellen ist dagegen, wie nützlich sie in Hinblick auf die beabsichtigte Verwendung sind (vgl. Breitung/Haslinger/Heinemann, 1993, S. 167f). Psychologische Studien¹ wie Tversky/Kahneman (1974) zeigen, dass in Entscheidungssituationen häufig einfache Heuristiken verwendet werden, die zwar unter bestimmten Bedingungen suboptimal sein

¹Für eine zusammenfassende Darstellung der Forschungsergebnisse vgl. Rabin (1998).

können, aber in komplexen Situationen, wo die optimale Lösung nicht bekannt ist, oftmals gute Dienste leisten.

Die SVAR-Modelle können in analoger Weise als einfache Verfahren gesehen werden, die uns helfen, die komplexe ökonomische Wirklichkeit zu strukturieren. Im Hinblick auf den begrenzten Aussagegehalt ökonomischer Theorie macht es durchaus Sinn, einfache strukturelle Annahmen zu treffen und auf ein vollkommen spezifiziertes theoretisches Modell zu verzichten. SVAR-Modelle können daher als ein Mittelweg gesehen werden zwischen den aus der ökonomischen Theorie abgeleiteten Strukturmodellen der klassischen Ökonometrie und der “atheoretischen” Datenanalyse in der zeitreihenanalytischen Tradition. Der Reiz dieser neueren Analysemethode besteht darin, das ökonomische Vorwissen in Form einfacher Annahmen über die Schocks des Systems zu berücksichtigen und die Beobachtungen so aus einer bestimmten theoretischen Perspektive heraus zu strukturieren.

Ein gutes Beispiel für diese Vorgehensweise liefert Dolado et al. (1998). In dieser Studie wird anhand struktureller Hypothesen über die Phillipskurve die Wirkung von Angebots- und Nachfrageschocks auf die Arbeitslosigkeit untersucht. Aus der Sicht eines realen Konjunkturmodells ist zu erwarten, dass monetäre Nachfrageschocks keine unmittelbaren (kurzfristigen) Einflüsse auf reale Größen wie die Arbeitslosenrate haben. Demgegenüber wird in einer monetaristischen Version des Modells unterstellt, dass monetäre Nachfrageschocks keine *langfristigen* Wirkungen auf reale Größen aufweisen. In einer keynesianischen Variante wird schließlich angenommen, daß Nachfrageschocks kurzfristig einen dominierenden Einfluss auf die Veränderung der Arbeitslosenrate haben. Auf Grundlage dieser drei unterschiedlichen Modellannahmen wird anhand der Phillipskurve untersucht, welche wirtschaftspolitischen Schlussfolgerungen sich aus den alternativen Konzeptionen ergeben. Da die Modelle genau identifiziert sind, kann empirisch nicht entschieden werden, welches der Modelle möglicherweise “falsch” ist. Vielmehr geht es den Autoren darum, die Effekte von Angebots- und Nachfrageschocks im Hinblick alternativer Erklärungsansätze zu quantifizieren und auf ihre Plausibilität hin zu untersuchen.

3 Rationale Erwartungen

In der Theorie rationaler Erwartungen wird angenommen, daß die Wirtschaftssubjekte ihr gegenwärtiges und zukünftiges Verhalten zu jedem Zeitpunkt hinsichtlich der zur Verfügung stehenden Informationen optimieren. Die Konsequenzen dieser Annahme wird anhand des Geldnachfragemodells von Cuthbertson/Taylor (1989) dargestellt. Es wird angenommen, daß sich die (reale) Geldnachfrage M_t aus der geplanten Geldnachfrage M_t^p und der ungeplanten Nachfrage u_t^M zusammensetzt, d.h. $M_t = M_t^p + u_t^M$.

Der optimale Zeitpfad der geplanten Geldnachfrage M_t^p wird mit Hilfe einer quadratischen Kostenfunktion aus den kurzfristigen Anpassungskosten und den Abweichungen von der langfristig gewünschten Geldnachfrage

$$M_t^* = b_1 Y_t - b_2 i_t$$

bestimmt. Daraus ergibt sich für die Geldnachfrage:

$$M_t = \beta_1 M_{t-1} + \beta_1(1 - \beta_2) \sum_{j=0}^{\infty} \beta_2^j E_{t-1}(M_{t+j}^*) + u_t^M$$

mit $0 < \beta_1, \beta_2 < 1$ und E_{t-1} bezeichnet den bedingten Erwartungswert in Bezug auf die zum Zeitpunkt $t - 1$ zur Verfügung stehende Information (vgl. Cuthbertson/Taylor 1989). Die Parameter β_1 und β_2 ergeben sich aus der quadratischen Kostenfunktion.

Bei diesem Modell sind mehrere grundlegende Aspekte von Bedeutung. Zum einen wird die Geldnachfrage im Hinblick auf die erwartete langfristige Geldnachfrage geplant. Deshalb ist es erforderlich zusätzliche Gleichungen in das Modell aufzunehmen, die die Erwartungsbildung bezüglich der Zinsen und Einkommen beschreiben. Daher kann der Zinssatz nicht länger als rein exogene Größe betrachtet werden (vgl. Sims (1980, S. 6ff)).

Darüber hinaus besteht in dem Modell ein wesentlicher Unterschied zwischen einer erwarteten und einer unerwarteten Zinserhöhung. Eine erwartete Zinsänderung wirkt über die Größe $E_{t-1}(M_{t+j}^*)$ auf die Geldnachfrage, während eine unerwartete Zinsänderung über u_t^M in die Geldnachfrage ein-

geht. Diese Unterscheidung zwischen erwarteten und unerwarteten Politikmaßnahmen ist ein wesentlicher Beitrag der Debatte über rationale Erwartungen. Dabei ist nicht entscheidend, ob Erwartungen tatsächlich “rational” sind, d.h. die Information optimal zur Prognose verwendet wird. Vielmehr bildet die Hypothese rationaler Erwartungen einen theoretischen Rahmen, der es erlaubt, die unterschiedliche Wirkung erwarteter und unerwarteter Politikmaßnahmen zu analysieren.

Ein weiterer wichtiger Aspekt des Modells ist, daß eine strukturelle Hypothese über u_t^M erforderlich ist, um darzustellen, wie die Geldnachfrage von unerwarteten Zins- und Einkommensänderungen betroffen ist. Cuthbertson/Taylor (1989) nehmen an, daß sich die ungeplante Geldnachfrage darstellen läßt als:

$$u_t^M = \gamma_1(Y_t - E_{t-1}Y_t) + \gamma_2(i_t - E_{t-1}i_t) + \eta_t,$$

d.h. die ungeplante Geldnachfrage ergibt sich als Linearkombination von unerwarteten Einkommens- und Zinsänderungen und einer weiteren Fehlerkomponenten η_t . Damit wird der ökonomisch interessierende Schock (die ungeplante Geldnachfrage) aus den Prognosefehlern der Modellvariablen abgeleitet. Dies ist das Grundprinzip der im folgenden dargestellten Modelle.

4 Trianguläre Identifikation der Schocks

Das *vektorautoregressive* (VAR) Modell ist ein einfaches Prognosemodell für einen n -dimensionalen Zeitreihenvektor $y_t = [y_{1t}, \dots, y_{nt}]'$. Dabei werden die Beobachtungen zum Zeitpunkt t in einer linearen Form aus den vorangegangenen Realisationen des Prozesses abgeleitet:

$$y_t = A_1 y_{t-1} + \dots + A_p y_{t-p} + \varepsilon_t, \quad (1)$$

wobei der Fehlervektor ε_t mit der Vergangenheit des Prozesses y_{t-1}, y_{t-2}, \dots unkorreliert ist. Daraus folgt für den Fehler einer Prognose von y_t auf der Basis der Beobachtungen y_{t-1}, y_{t-2}, \dots

$$y_t - E_{t-1}y_t = \varepsilon_t,$$

d.h. die Störgrößen des VAR-Modells (1) sind identisch mit den Vorhersagefehlern einer Prognose aus den vergangenen Beobachtungen. Diese Vorhersagefehler werden im folgenden als “*Innovationen*” bezeichnet.

Ein Problem bei der Interpretation von Innovationen als Schocks besteht darin, daß die Vorhersagefehler der einzelnen Modellgleichungen im allgemeinen miteinander korreliert sind. Daher kann die Wirkung der Innovationen auf das System nicht isoliert analysiert werden, sondern es müssen jeweils die (indirekten) Effekte, die auf der Korrelation zwischen den Fehlern beruhen, simultan betrachtet werden. Bei der triangulären Identifikation wird dieses Problem durch eine mathematische Orthogonalisierung mit Hilfe der sogenannten Choleski-Zerlegung gelöst. Dabei wird die Kovarianzmatrix der Innovationen eines VAR-Modells $\Sigma = E(\varepsilon_t \varepsilon_t')$ in das Produkt $\Sigma = RR'$ zerlegt, wobei R eine untere Dreiecksmatrix bezeichnet. Daraus folgt, daß die Multiplikation der Innovationen mit der Inversen der Matrix R einen Vektor von unkorrelierten Schocks liefert, d.h., $R^{-1}\varepsilon_t = u_t$ mit $E(u_t u_t') = I$, wobei I die Einheitsmatrix bezeichnet.

Umgekehrt ergeben sich die Vorhersagefehler als

$$\varepsilon_t = Ru_t . \quad (2)$$

Für ein Modell mit in Abschnitt 3 verwendeten Variablen $y_t = [M_t, i_t, Y_t]$ ergibt sich beispielsweise:

$$\begin{aligned} \varepsilon_t^M &= r_{11}u_{1t} \\ \varepsilon_t^i &= r_{21}u_{1t} + r_{22}u_{2t} \\ \varepsilon_t^Y &= r_{31}u_{1t} + r_{32}u_{2t} + r_{33}u_{3t} , \end{aligned}$$

wobei r_{ij} das (i, j) -Element der Matrix

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & 0 & 0 \\ r_{21} & r_{22} & 0 \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix}$$

bezeichnet. Daraus wird deutlich, daß die Schocks nach einem “Dreiecks-Schema” identifiziert werden, bei dem die Schocks nacheinander in die Modellgleichungen eingehen.

Das Modell (4) impliziert eine bestimmte zeitliche Struktur für die Wirkung der Schocks. So wirkt der Schock u_{2t} nicht unmittelbar auf die Geldmenge ein und u_{3t} hat keinen unmittelbaren Einfluss auf die Größen M_t und i_t . Allerdings können diese Schocks mit einer Zeitverzögerung alle Variablen des Systems beeinflussen. Eine solche zeitliche Abfolge von Wirkungen kann als ein Kausalschema interpretiert werden, bei dem die Wirkungskette von der Geldmenge über die Zinsen zum Output läuft.

Das Strukturmodell läßt sich als ein spezielles simultanes Mehrgleichungsmodell schreiben, indem das VAR-Modell (1) mit der Matrix R^{-1} multipliziert wird:

$$\Gamma_0 y_t + \Gamma_1 y_{t-1} + \cdots + \Gamma_p y_{t-p} + u_t = 0 ,$$

so daß $\Gamma = R^{-1}$, $\Gamma_j = -R^{-1}A_j$ ($j = 1, \dots, p$) und $u_t = R^{-1}\varepsilon_t$ bezeichnet. Damit wird deutlich, daß das strukturelle VAR-Modell als ein spezielles simultanes Mehrgleichungsmodell dargestellt werden kann. Da R^{-1} wie R eine untere Dreiecksgestalt besitzt, gehen die abhängigen Variablen in rekursiver Form in die Modellgleichungen ein. Darüber hinaus sind die Störgrößen des Modells, u_t , untereinander unkorreliert. Ein solches Modell wird in der englischsprachigen Literatur als *Wold chain system* bezeichnet, da die Analyse derartige Modelle auf Wold (1960) zurückgeht.

Bei der Identifikation des strukturellen Modells in der Wold-Chain-Form besteht das Problem, daß die Reihenfolge der Variablen des Vektors y_t in vielen Anwendungen nicht eindeutig vorgegeben ist und daher unterschiedliche Anordnungen der Variablen plausibel erscheinen. Christopher Sims, der diese Art der Modellierung vorgeschlagen hat, schreibt dazu in einem späteren Papier (Sims 1981, p. 288):

“When results are sensitive to the ordering of the variables, one may make some progress by using a priori hypotheses about the structure.”

Im folgenden Abschnitt werden Modelle mit derartigen Strukturhypothesen vorgestellt.

5 Strukturelle Identifikation der Schocks

Die klassische Form der strukturellen Identifikation, wie sie von Sims (1986), Bernanke (1986) und Shapiro/Watson (1988) verwendet wurde, besteht darin, den Vektor der Innovationen eines VAR-Modells, ε_t , in der Art eines simultanen Mehrgleichungsmodells zu modellieren:

$$\Gamma_0 \varepsilon_t = u_t . \quad (3)$$

Ein Beispiel für ein derartiges strukturelles Modell ist das von Pagan (1995) betrachtete ISLM-Modell:

$$\begin{aligned} \varepsilon_t^Y &= \alpha_1 \varepsilon_t^i + u_t^{IS} && \text{(IS-Funktion)} \\ \varepsilon_t^i &= \beta_1 \varepsilon_t^Y + \beta_2 \varepsilon_t^M + u_t^{MD} && \text{(invertierte Geldnachfrage)} \\ \varepsilon_t^M &= u_t^{MS} && \text{(Geldangebot)} \end{aligned} \quad (4)$$

Die Formulierung eines solchen Modells erfolgt nach den gleichen Prinzipien wie die Aufstellung eines simultanen Gleichungsmodells in den ursprünglichen Variablen. Die Innovationen stellen dabei die um die Dynamik bereinigten Variablen dar, die mit Hilfe eines statischen Strukturmodells erklärt werden. Ein wichtiger Unterschied zu der triangulären Identifikation des vorangehenden Abschnitts ist jedoch, daß die Γ_0 nicht länger eine Dreiecksmatrix sein muss, sondern auch nicht-rekursive Strukturen erlaubt. Im Beispiel des ISLM-Modells besitzt Γ_0 die Form:

$$\Gamma_0 = \begin{bmatrix} 1 & -\alpha_1 & 0 \\ -\beta_1 & 1 & -\beta_2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} .$$

Da diese Matrix keine Dreiecksstruktur aufweist, können die Parameter nicht mit Hilfe einer Choleski-Zerlegung aus der Kovarianzmatrix der Residuen geschätzt werden. Verfahren zur Schätzung der Parameter α_1, β_1 und β_2 werden in Abschnitt 7 behandelt.

Die strukturellen Schocks u_t führen zu einer Verschiebung der jeweiligen Strukturgleichungen, während die anderen Strukturgleichungen nicht beeinträchtigt werden. Insofern entspricht diese Form der Modellierung weitgehend der traditionellen makroökonomischen Analyse im ISLM-Modell.

Vergleicht man das Strukturmodell (3) mit dem triangulären Modell der Form (2), so liegt es nahe, beide Ansätze miteinander zu verknüpfen:

$$\Gamma_0 \varepsilon_t = R u_t, \quad (5)$$

wobei jedoch die Matrix R nicht länger als Dreiecksmatrix angenommen wird. Ein solches Modell wurde erstmals von Blanchard (1989) verwendet. Für das ISLM-Modell könnte eine solche Modellvariante etwa die folgende Form aufweisen:

$$\begin{aligned} \varepsilon_t^Y &= \alpha_1 \varepsilon_t^i + u_t^{IS} && \text{(IS-Kurve)} \\ \varepsilon_t^i &= \beta_1 u_t^{IS} + \beta_2 u_t^{MS} + u_t^{MD} && \text{(invertierte Geldnachfrage)} \\ \varepsilon_t^M &= u_t^{MS} && \text{(Geldangebot)} \end{aligned} \quad (6)$$

Der Unterschied zu dem Model (4) besteht darin, daß in der zweiten Gleichung von (6) die Innovationen ε_t^Y und ε_t^M durch orthogonale Schocks ersetzt wurden. Dadurch wird erreicht, daß die Innovationen in den Zinsen auf 3 unkorrelierte Einflußfaktoren zurückgeführt werden. Eine ähnliche Struktur wird von Bernake/Mihov (1997) zur Modellierung des Geldmarkts verwendet.

Mit dem Strukturmodell (5) wird die Identifikation der Schocks über die Spezifikation des kontemporären Zusammenhangs hergestellt. Die ökonomische Theorie macht jedoch häufig Aussagen über die *langfristige* Wirkung von Schocks. So wird zum Beispiel angenommen, daß monetäre Schocks keine langfristigen Wirkungen auf reale Größen haben. Dagegen wird für Angebotsschocks eine langfristige Wirkung zugelassen (vgl. Blanchard/Quah 1989).

Sofern das Modell in zeitlichen Differenzen formuliert ist, d.h. $\Delta y_t = y_t - y_{t-1}$, können die langfristigen (permanenten) Wirkungen der Schocks analysiert werden. Besitzen die Differenzen eine Darstellung der Form:

$$\Delta y_t = B_0 u_t + B_1 u_{t-1} + B_2 u_{t-2} + \dots$$

so ergibt sich als langfristige (oder permanente) Wirkung der Schocks:

$$\lim_{h \rightarrow \infty} \frac{\partial y_{t+h}}{\partial u_t} = B_0 + B_1 + B_2 + \dots \quad (7)$$

d.h., die Wirkung der Schocks wird über alle Perioden kumuliert.

Um die langfristige Wirkungen analysieren zu können, soll nun davon ausgegangen werden, daß in unserem Beispiel eines ISLM-Modells die Variablen Y_t und M_t in Differenzen modelliert sind. Wird weiterhin angenommen, daß der Vektor $\tilde{y}_t = [\Delta Y_t, i, \Delta M_t]$ eine stationäre VAR(p)-Darstellung besitzt, so kann aus der Moving-Average-Darstellung (7) der langfristigen Effekt der Schocks auf Y_t und M_t bestimmt werden. Die mathematischen Details werden z.B. bei Lütkepohl/Breitung (1997) behandelt. Die Restriktionen, die aus den Annahmen über die langfristigen Wirkungen resultieren, sind nichtlinear und erfordern generell einen höheren Rechenaufwand, als wenn nur Restriktionen über den kontemporären Zusammenhang berücksichtigt werden. Ein einfaches Anwendungsbeispiel liefern Blanchard/Quah (1989), während die Berücksichtigung der langfristigen Restriktionen bei Gali (1992) und King et al. (1991) wesentlich aufwendiger ist.

Bestehen zwischen den Modellvariablen Kointegrationsbeziehungen, dann werden anstelle der Innovationen aus dem VAR-Modell die Innovationen aus der Fehlerkorrekturdarstellung verwendet. Da die Koeffizientenschätzungen jedoch asymptotisch unabhängig von den strukturellen Parametern in Γ oder R verteilt sind, wird durch die Verwendung des Fehlerkorrekturmodells asymptotisch kein Effizienzgewinn im Vergleich zur Schätzung eines VAR-Modells in Niveaugrößen erreicht.

6 Der Ansatz von Swanson und Granger

Swanson/Granger (1997) und Breitung/Swanson (1998) untersuchen den Zusammenhang zwischen der herkömmlichen Definition von Granger Kausalität (z.B. Lütkepohl 1991, S. 35ff) und bestimmten Formen von SVAR-Modellen. Dabei stellt sich heraus, daß unter bestimmten Annahmen bei der zeitlichen Aggregation von Daten (zum Beispiel von Monats- auf Jahresdaten) die kausale Struktur in den Daten Restriktionen auf die Kovarianzmatrix impliziert. Das resultierende Modell läßt sich somit als ein SVAR-Modell interpretieren.

Dieser Zusammenhang soll wiederum an einem einfachen ISLM-Modell

illustriert werden. Dabei wird angenommen, daß zwischen den Variablen eine einfache Kausalstruktur (d.h. ohne Feedback) der Art $i \rightarrow M \rightarrow Y$ existiert, d.h. der Zinssatz ist die Ursache von Geldmengenänderungen, die wiederum Outputänderungen verursachen. Weiterhin wird davon ausgegangen, daß der Vektor $y_t = [i_t, M_t, Y_t]'$ eine VAR(1)-Darstellung besitzt:

$$\begin{bmatrix} i_t \\ M_t \\ Y_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & 0 & 0 \\ a_{21} & a_{22} & 0 \\ 0 & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{t-1} \\ M_{t-1} \\ Y_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \\ \varepsilon_{3t} \end{bmatrix}.$$

Liegen die Daten in zeitlich aggregierter Form vor, so kann gezeigt werden, daß mit zunehmendem Aggregationsintervall die Innovationen des Modells sich mit dem folgenden strukturellen Modell darstellen lassen (vgl. Breitung/Swanson 1998):

$$\begin{aligned} \varepsilon_t^y &= \alpha_1 \varepsilon_t^i + u_t^Y \\ \varepsilon_t^i &= \beta_2 \varepsilon_t^M + u_t^i \\ \varepsilon_t^M &= u_t^M. \end{aligned} \tag{8}$$

Während Granger Kausalität darauf abstellt, daß eine ursächliche Variable zur Prognose der Zielvariablen verwendet werden kann, beruht das Kausalitätskonzept von Swanson und Granger auf dem kontemporären Zusammenhang zwischen den Variablen, d.h., es wird gefragt, ob die gleichzeitigen Werte einer Variable eine andere Variable “prognostizieren” (besser: erklären) kann. Eine solche Beziehung kann auch graphentheoretisch ausgedrückt werden (vgl. Swanson/Granger 1997).

Bei einem Vergleich mit Strukturmodell (4) wird deutlich, daß das *Causal-Chain-Modell* von Swanson/Granger (1997) eine zusätzliche Nullrestriktion für den Koeffizienten β_1 impliziert. Entsprechend werden durch alternative Kausalketten wie z.B. $i \rightarrow M \rightarrow Y$ jeweils andere Restriktionen impliziert, so daß es möglich ist, die Kausalkette durch Überprüfung der jeweiligen Restriktionen empirisch auszuwählen. Während sich die SVAR-Modelle des Abschnitts 5 dadurch auszeichnen, daß die strukturellen Annahmen theoretisch motiviert werdend, schlagen Swanson/Granger (1997) vor, die Kausalkette *empirisch* zu bestimmen, um sie dann theoretisch zu interpretieren. Dieser

Ansatz steht daher der deskriptiven Tradition der Statistik näher als den traditionellen Strukturmodellen. Es ist noch zu früh, abzuschätzen, inwieweit ein solcher “empiristischer” Standpunkt in der angewandten Ökonometrie allgemein akzeptiert wird.

7 Parameterschätzung

Ein Problem für die praktische Anwendung von SVAR-Modellen ist, daß es nur in wenigen Fällen möglich ist, die strukturellen Parameter mit Standardsoftware zu schätzen. Lediglich das Programm MALCOM für RATS (Amisano/Giannini 1997, p. viii) bietet die Möglichkeit, einen Teil der Modelle zu schätzen. Allerdings kann das SVAR-Modell so umgeformt werden, daß die Parameter mit Software für Modelle mit latenten Variablen (LISREL, EQS, LINCOS) geschätzt werden können (Breitung 1996).

In den ersten Anwendungen wurde eine Struktur verwendet, die sich bequem mit der Instrumentalvariablen-Methode schätzen läßt. Das Verfahren kann mit Hilfe des Pagan-Modells (4) erläutert werden. Da ε_t^M mit dem Schock u_t^{MS} identisch ist, ist ε_t^M mit u_t^{IS} unkorreliert und kann daher als Instrument verwendet werden, um α_1 zu schätzen. Die Residuen der ersten Gleichung liefern dann Schätzwerte für u_t^{IS} , die zusammen mit ε_t^M als Instrumente zur Schätzung von β_1 und β_2 verwendet werden können.

Leider ist diese einfache Instrumentalvariablen-Methode nur dann anwendbar, wenn das System so angeordnet werden kann, daß in jeder Gleichung $j = 1, 2, \dots, n$ jeweils nur j abhängige Variablen eingehen. Für das ISLM-Beispiel (4) ist dies der Fall, da in dritten Gleichung eine Variable, in der ersten Gleichung zwei Variablen und in der zweiten Gleichung drei Variablen eingehen. In anderen Fällen führt die Instrumentalvariablen-Methode (oder die Verallgemeinerung zur GMM Schätzung) zu weitaus komplizierteren Schätzprozeduren (vgl. Watson 1994).

Wenn das SVAR-Modell genau identifiziert ist, können die strukturellen Parameter aus den Parametern der reduzierten Form bestimmt werden. Für

das allgemeine SVAR-Modell (5) folgt:

$$\Sigma = \Gamma_0^{-1} R \Omega_D R' (\Gamma_0')^{-1}, \quad (9)$$

wobei $\Sigma = E(\varepsilon_t \varepsilon_t')$ die Parameter der reduzierten Form enthält und Γ_0, R sowie $\Omega_D = E(u_t u_t')$ (gewöhnlich eine Diagonalmatrix) die Parameter der strukturellen Form enthalten. Das Problem ist natürlich, daß es sich bei (9) um einen komplizierten nichtlinearen Zusammenhang handelt, der in der Regel nicht explizit nach den strukturellen Parametern aufgelöst werden kann. Zwar können die strukturellen Parameter aus (9) mit Hilfe von numerischen Verfahren iterativ bestimmt werden, jedoch treten dabei gewöhnlich erhebliche Probleme auf. Zum einen kann die Lösungsmenge mehrdeutig sein, so daß eine Lösung aus der Menge aller zulässigen Lösungen ausgewählt werden muß. Zum anderen ist der Funktionsraum nicht kompakt und für bestimmte Punkte des Parameterraums ist die Funktion nicht bestimmbar.

Eine einfache Möglichkeit, SVAR-Modell in der Praxis zu schätzen, besteht darin, das Modell in sogenannte "latente Variablen" zu formulieren.² Ein Modell mit latenten Variablen vom LISREL-Typ besitzt zwei unterschiedliche Modellebenen. Für den Zusammenhang zwischen zwei Vektoren y_t^* und x_t^* wird ein simultanes Mehrgleichungsmodell der Form

$$y_t^* = (I - \Gamma_0) y_t^* + B_0 x_t^* + u_t$$

unterstellt, wobei zunächst mögliche Verzögerungen der Variablen vernachlässigt werden. Das LISREL-Modell erlaubt dabei, u_t als einen Vektor unkorrelierter Zufallsvariablen zu spezifizieren. Durch Auflösung der Klammer auf der rechten Seite der Gleichung kann das Modell in die typische Form simultaner Mehrgleichungsmodelle gebracht werden. Es wird nun davon ausgegangen, daß die "latenten Variablen" y_t^* und x_t^* nicht direkt beobachtet werden, sondern mit Hilfe von Beobachtungsgleichungen der Form

$$y_t = \Lambda_y y_t^* + v_t \quad (10)$$

$$x_t = \Lambda_x x_t^* + w_t \quad (11)$$

²Eine ausführliche Darstellung der Schätzung mit Hilfe des LISREL-Programmpakets sowie GAUSS-Programme zur Vorbereitung und Analyse der Schätzung sind unter der Internet-Adresse <http://wotan.wiwi.hu-berlin.de/~joerg/svar.htm> erhältlich.

mit den beobachteten Variablen y_t und x_t verknüpft sind. Die Vektoren v_t und w_t sind Störgrößenvektoren, die jedoch bei gewöhnlichen SVAR-Modellen nicht erforderlich sind. Nähere Einzelheiten und einige praktische Beispiele zur Schätzung mit dem LISREL Programmpaket findet man bei Breitung (1996). Die Schätzung beruht auf einer numerischen Maximierung der Likelihoodfunktion. Obwohl das LISREL V8a Programm einen sehr effizienten Maximierungsalgorithmus verwendet, können in der Praxis Probleme bei der Bestimmung des Maximum-Likelihood-Schätzers auftreten. Für komplexere Modelle scheint insbesondere die Auswahl der Startwerte von großer Bedeutung zu sein.

8 Ein empirisches Beispiel

Zur empirischen Illustration der unterschiedlichen ökonometrischen Modellansätze wird das ISLM-Modell geschätzt, das in den vorangegangenen Abschnitten bereits als Beispiel gedient hatte. Da moderne ökonomische Volkswirtschaften jedoch wesentlich komplexere Systeme darstellen, als das eher didaktisch konzipierte ISLM-Modell, soll nicht der Anspruch erhoben werden, weitreichende wirtschaftspolitische Schlußfolgerungen aus der Schätzung abzuleiten. Vielmehr soll beispielhaft dargestellt werden, in welcher Form die Analyse im Rahmen eines SVAR-Modells erfolgt.

Zur Schätzung werden amerikanische Quartalsdaten im Zeitraum 1970(i) bis 1997(iv) verwendet. Das Einkommen Y_t wird in Form des realen Bruttoinlandsprodukts gemessen, M_t ist die von der Federal Reserve Bank von St. Louis berechnete monetäre Basis geteilt durch den impliziten Deflator des Bruttoinlandsprodukts und i_t ist der Zinssatz für Interbankenkredite mit dreimonatiger Laufzeit. Mit Ausnahme des Zinssatzes sind die Variablen logarithmiert.

Zunächst wird ein VAR(4) Modell mit linearem Zeittrend geschätzt, wobei mögliche Kointegrationsbeziehungen zwischen den Variablen vernachlässigt werden. Die Auswahl der Lagordnung erfolgte dabei mit Hilfe automatischer Selektionskriterien (vgl. Lütkepohl/Breitung 1997). Da die struk-

turellen Parameter lediglich einen Einfluß auf die kurzfristige Dynamik des Modells haben, sind die Schätzeigenschaften der strukturellen Parameter von einer Vernachlässigung der langfristigen Beziehungen nicht beeinträchtigt.

Für eine trianguläre Identifikation der Schocks wird eine Choleski-Faktorisierung der geschätzten Kovarianzmatrix der Innovationen vorgenommen, wobei die Variablen in der Reihenfolge M_t, i_t, Y_t angeordnet sind. Die resultierende Dreiecksmatrix lautet:

$$R = \begin{bmatrix} 0.53 & 0 & 0 \\ -0.34 & 0.83 & 0 \\ 0.02 & 0.10 & 0.64 \end{bmatrix}.$$

Aus der Schätzung folgt, daß ein Geldmengenschock eine negative Wirkung auf den Zinssatz in der jeweiligen Periode hat. Dies ist im Hinblick auf die üblichen Geldmarkttheorien ein plausibles Ergebnis. Weniger plausibel ist dagegen der positive Zusammenhang zwischen Zinsschock und Einkommen. Allerdings ist der entsprechende Koeffizient mit 0.10 verhältnismässig klein und statistisch insignifikant.

Die resultierenden Impulsantwortfolgen, die den dynamischen Effekt der Schocks im Umfang einer Standardabweichung auf die Modellvariablen wiedergeben, sind in Abbildung 1 dargestellt. Mit Ausnahme der Impulsantwort des Einkommens infolge eines Geldmengenschocks, zeigen die Impulsantworten die theoretisch zu erwartende Gestalt. Von einem expansiven Geldmengenschock wird jedoch ein positiver Impuls auf den Output erwartet, so daß die negative Impulsantwort des Outputs in den ersten 10 Quartalen unplausibel erscheint.

Das unplausible Ergebnis für die Impulsantwort des Outputs auf eine Geldmengenänderung könnte auf einer unzuweckmässigen Identifikation der Schocks beruhen. Daher werden im folgenden die Schocks nicht mechanisch mit Hilfe eines triangulären Schemas identifiziert, sondern es wird das auf Pagan (1995) zurückgehende Strukturmodell geschätzt (vgl. (4)). Dazu wird zunächst das Modell mit der in Abschnitt 7 dargestellten Methode der Instrumentalvariablen geschätzt. Dabei ergeben sich die folgenden Schätzglei-

chungen, wobei die t -Statistiken in Klammern angegeben sind:

$$\varepsilon_t^Y = 0.05 \quad \varepsilon_t^i + u_t^{IS} \quad (0.29)$$

$$\varepsilon_t^i = 0.16 \quad \varepsilon_t^Y - 0.72 \quad \varepsilon_t^M + u_t^{MD} \quad (1.32) \quad (-4.97)$$

Wird dagegen das Modell mit dem LISREL V8a-Programm geschätzt, ergeben sich die folgenden Schätzungen:

$$\varepsilon_t^Y = 0.04 \varepsilon_t^i + u_t^{IS} \quad (0.26)$$

$$\varepsilon_t^i = 0.14 \varepsilon_t^Y - 0.73 \varepsilon_t^M + u_t^{MD} \quad (0.51) \quad (-4.99)$$

Beide Schätzverfahren liefern demnach sehr ähnliche Ergebnisse. Mit Ausnahme von α_1 , dem Koeffizienten aus der IS-Funktion, haben die geschätzten Koeffizienten das theoretisch erwartete Vorzeichen, wobei allerdings die Schätzwerte für α_1 und β_1 nicht signifikant von Null verschieden sind.

Zum Vergleich mit der triangulären Identifikation wird die Matrix $R^* = B^{-1}$ gebildet und die Zeilen und Spalten nach der gleichen Weise geordnet wie die Matrix R . Dabei ergibt sich die Matrix:

$$R^* = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -0.73 & 1.01 & 0.14 \\ -0.03 & 0.04 & 1.01 \end{bmatrix} .$$

Diese Matrix ähnelt der Matrix R aus der triangulären Identifikation insofern, daß von den Nebendiagonalelementen nur das (2,1)-Element einen deutlich von Null verschiedenen (negativen) Wert aufweist. Die resultierenden Impulsantwortfolgen für das ISLM-Modell unterscheiden sich in ihrer Gestalt daher nur geringfügig von den Impulsantwortfolgen aus der triangulären Spezifikation und sind daher hier nicht wiedergegeben.

Um die Bedeutung der Schocks für die Zeitreihen zu veranschaulichen, wird häufig eine Zerlegung der Vorhersagefehlervarianz in bezug auf die unterschiedlichen Schocks vorgenommen. Da die Schocks orthogonal sind, kann

Tabelle 1: Zerlegung des Vorhersagefehlervarianz

		IS	MD	MS
y_t	1	0.998	0.003	0.001
	4	0.915	0.055	0.031
	8	0.525	0.331	0.145
	12	0.133	0.648	0.219
i_t	1	0.010	0.810	0.180
	4	0.332	0.614	0.054
	8	0.533	0.404	0.063
	12	0.622	0.264	0.115
M_t	1	0.000	0.000	1.000
	4	0.050	0.068	0.882
	8	0.525	0.331	0.145
	12	0.133	0.648	0.219

Die Tabelle gibt die Zerlegung der Vorhersagefehlervarianz in Bezug auf die strukturellen Schocks wieder. Alle Angaben sind Dezimalwerte, wobei die Zahlen sich aufgrund von Rundungen nicht zu eins aufaddieren müssen. Der in der zweiten Spalte wiedergegebene Prognosehorizont ist in Quartalen gemessen.

eine derartige Zerlegung leicht vorgenommen werden. Tabelle 1 gibt den Anteil der Vorhersagefehlervarianz wieder, der auf die jeweiligen Schocks zurückgeführt werden kann. Dabei zeigt sich, daß der Geldangebotsschock (u_t^{MS}) nur einen geringen Einfluß auf das Bruttoinlandsprodukt hat. Dieser Anteil steigt zwar mit zunehmenden Prognosehorizont an, auf lange Frist dominiert jedoch der MD-Schock das dynamische Verhalten der Zeitreihe. Dagegen wird die Zeitreihe auf kurze Frist (1-4 Quartale) fast ausschließlich vom IS-Schock bestimmt. Bei den Zinssätzen ist dagegen kurzfristig der MD-Schock dominant, während auf längere Frist der IS-Schock an Bedeutung gewinnt. Etwas überraschend ist, daß der Geldangebotsschock nur eine geringe Rolle für die Zinsentwicklung spielt. Für die Geldmenge sind kurzfristig Geldangebotsschocks und langfristig (nachfrageseitige) MD-Schocks bedeutsam.

Schließlich soll noch die Kausalanalyse im Rahmen des von Swanson/Granger (1997) vorgeschlagenen Strukturmodells demonstriert werden. Insgesamt

Tabelle 2: LR-Tests für die kausale Ordnung

Kausalkette	LR-Statistik	p -Wert
$M \rightarrow i \rightarrow Y$	0.06	0.61
$i \rightarrow M \rightarrow Y$	2.97	0.085
$i \rightarrow Y \rightarrow M$	22.45	0.000

Die erste Spalte gibt die hypothetische Kausalkette wieder. Die zweite Spalte gibt den Wert der LR-Statistik an. Unter der Nullhypothese der korrekt spezifizierten Kausalkette ist die Likelihood-Ratio (LR) Statistik χ^2 verteilt mit einem Freiheitsgrad. Die letzte Spalte gibt das marginale Signifikanzniveau wieder.

sind in einem Modell mit drei Variablen sechs Kausalketten denkbar. Allerdings gibt es zu drei Kausalketten jeweils in der entgegengesetzten Richtung verlaufende Kausalketten, die empirisch nicht unterscheidbar sind. Im folgenden wird daher nur auf die ökonomisch plausiblere Kausalrichtung abgestellt. Die nicht dargestellte, in der entgegengesetzten Richtung verlaufende Kausalkette weist einen identischen Wert für die LR-Statistik auf.

Wird der Koeffizient β_1 im Modell (4) gleich Null gesetzt, erhält man eine Kausalkette der Form $M \rightarrow i \rightarrow Y$. Da der Schätzwert des Koeffizienten β_1 insignifikant ist, folgt daraus, daß die Kausalkette $M \rightarrow i \rightarrow Y$ von den Beobachtungsdaten nicht verworfen werden kann. Tabelle 2 gibt die Likelihood-Ratio-Teststatistiken wieder, die mit dem LISREL-Programmpaket berechnet wurden. Dabei zeigt sich, daß die Kausalkette $i \rightarrow Y \rightarrow M$ eindeutig verworfen wird, während die Kausalkette $i \rightarrow M \rightarrow Y$ zwar auf dem 0.05 Signifikanzniveau akzeptiert wird, jedoch bereits auf dem Signifikanzniveau von 0.10 verworfen werden muß.

Zusammenfassend kann festgestellt werden, daß in dem Beispiel unterschiedliche Formen struktureller VARs zu ähnlichen Ergebnissen führen. Die Analyse ist demnach robust im Sinne von Cooley/Dwyer (1998). Die resultierenden Impulsantwortfolgen sind im allgemeinen plausibel, allerdings ist eine negative Impulsantwort des Outputs auf einen Geldangebotsschock wohl kaum theoretisch zu motivieren. Es muß jedoch bei der Interpretation

der Ergebnisse betont werden, daß ein derart einfaches ISLM-Modell für die komplexen ökonomischen Prozesse in einer offenen Volkswirtschaft nur eine sehr ungenügende Annäherung darstellen kann.

Schlußfolgerungen

In den letzten Jahren haben sich strukturelle VAR-Modelle in einigen Bereichen der empirischen Makroökonomik als weitgehend akzeptierte strukturelle Analysemethode etablieren können.³ Der Vorzug dieses Ansatzes kann darin gesehen werden, daß die Analyse insbesondere dem Konzept rationaler Erwartungen Rechnung trägt. Unter rationalen Erwartungen sind unerwartete wirtschaftspolitischen Maßnahmen von besonderem Interesse, die sich mit Hilfe von exogenen Schocks im SVAR-Modell abbilden und analysieren lassen.

Ein weiterer Vorzug besteht darin, daß Vorinformation aus der ökonomischen Theorie eher pauschal berücksichtigt wird. Es wird nicht der Anspruch erhoben, die Strukturparameter eines vollständig spezifizierten ökonomischen Modells zu schätzen, sondern es wird vielmehr versucht, vor dem Hintergrund oftmals wenig formalem ökonomischen Vorverständnisses die Schocks mit plausiblen Eigenschaften auszustatten und so zu identifizieren. Das ökonomische Vorwissen dient daher eher dazu, einen theoretisch gelenkten Blick auf die Daten zu werfen als strukturelle Parameter zu schätzen und die zugrunde liegende ökonomische Theorien zu widerlegen. Insofern können SVAR-Modelle als Kompromiß zwischen der deskriptiven („atheoretischen“) Zeitreihenanalyse und den Strukturmodellen in der Tradition der sogenannten *Cowles-Commission* angesehen werden.

Allerdings wird auch zunehmend Kritik an der strukturellen Modellierung mit VAR-Modellen vorgetragen (z.B. Cooley/Dwyer 1998, Cochrane 1998, Rudebusch 1997). So schreibt z. B. Uhlig (1997):

There is a danger here that we just get out what we have stuck in,

³SVAR Modelle sind z.B. in der Analyse geldpolitischer Instrumente ausgesprochen populär geworden (z.B. Bernanke/Mihov 1997 und die darin enthaltenen Literaturhinweise).

albeit a bit more polished and with numbers attached ...

Diese Kritik trifft allerdings jede Form empirischer Analyse, die auf theoretisch motivierten Annahmen beruht und ist nicht spezifisch für diese Art der Analyse. Vielmehr sollte akzeptiert werden, daß ökonomische Daten gewöhnlich nicht informativ genug sind und ökonomisches Vorwissen zu unsicher und abstrakt ist, als daß die Hoffnung besteht, ökonomische Theorien mit Hilfe empirischer Modelle definitiv falsifizieren zu können (vgl. Breitung/Haslinger/Heinemann 1993). SVAR-Modelle erlauben es dagegen, ökonomisches Vorwissen in einfacher Weise einzubeziehen, um die Wirkung von Schocks im Hinblick auf eine bestimmte Sichtweise (z.B. keynesianisch oder neoklassisch) zu analysieren. Es ist fraglich, ob angesichts der Datensituation und der “unrealistischen” theoretischen Modelle zur Zeit überhaupt mehr geleistet werden kann.

Literaturverzeichnis

- Amisano, G. und C. Giannini** (1997), Topics in Structural VAR Econometrics, 2nd ed., Springer: Berlin.
- Bernanke, B.** (1986), Alternative Explanations of the Money–Income Correlation, Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy, Amsterdam: North-Holland.
- Bernanke, B.S. und H. Mihov** (1997), What does the Bundesbank Target?, European Economic Review, 41, 1025–1053.
- Blanchard, O.J** (1989), A Traditional Interpretation of Macroeconomic Fluctuations, American Economic Review, 79, 1146–1164.
- Blanchard, O.J. und D. Quah** (1989), The Dynamic Effects of Aggregate Supply and Demand Disturbances, American Economic Review, 79, 655–673.

- Breitung, J.** (1996), Using a Latent Variables Representation to Estimate Structural VARS, Humboldt University Berlin, SFB 373 Discussion Paper, No. 97, 1996.
- Breitung, J., F. Haslinger und M. Heinemann** (1993), Ist die Makroökonomik eine wissenschaftliche Illusion?, *Ökonomie und Gesellschaft*, 10, 150–203.
- Breitung, J. und N.R. Swanson** (1998), Temporal Aggregation and Causality in Multiple Time Series Models, Humboldt University Berlin, SFB 373 Discussion Paper, No. 27, 1998.
- Cochrane, J.H.** (1998), What do the VARs mean? Measuring the Output Effects of Monetary Policy, *Journal of Monetary Economics*, 41, 277–300.
- Cooley, T.F. und M. Dwyer** (1998), Business Cycle Analysis Without Much Theory: A Look at Structural VARs, *Journal of Econometrics*, 83, 57–88.
- Cuthbertson, K. und M.P. Taylor** (1989), Anticipated and Unanticipated Variables in the Demand for M1 in the U.K., *Manchester School*, 57, 319–339.
- Dolado, J.J., J.D. Lopez-Salido, und J.L. Vega** (1997), Spanish Unemployment and Inflation Persistence: Are there Phillips Trade-offs?, *erscheint in: Spanish Economic Review*, 1 (1999).
- Epstein, R.J.** (1987), A History of Econometrics, Contributions to Economic Analysis, 165, Amsterdam: North Holland.
- Gali, J.** (1992), How Well Does the IS-LM Model Fit Postwar U.S. Data?, *Quarterly Journal of Economics*, 709–738.
- King, R.G., C.I. Plosser, J.H. Stock und M.W. Watson** (1991), Stochastic Trends and Economic Fluctuations, *The American Economic Review*, 81, 819–840.

- Lütkepohl, H.** (1991), Introduction to Multiple Time Series Analysis, Berlin: Springer.
- Lütkepohl, H. und J. Breitung** (1997), Impulse Response Analysis of Vector Autoregressive Processes, in: C. Heij, H. Schumacher, B. Hanzon und C. Praagman (Hrsg.), System Dynamics in Economic and Financial Models, New York: John Wiley.
- Pagan, A.** (1995), Three Econometric Methodologies: An update, in: L. Oxley, D.A.R. George, C.J. Roberts und S. Sayer (Hrsg.), Surveys in Econometrics, Oxford: Basil Blackwell.
- Rabin, M.** (1997), Psychology and Economics, *erscheint in:* Journal of Economic Literature.
- Rudebusch, G.** Do Measures of Monetary Policy in a VAR Make Sense?, mimeo, Federal Reserve Bank of San Francisco.
- Shapiro, M. und M.W. Watson** (1988), Sources of Business Cycle Fluctuations, NBER Macroeconomics Annual, 3, 111–156.
- Sims, C.A.** (1980), Macroeconomics and Reality, *Econometrica*, 48, 1–47.
- Sims, C.A.** (1981), An Autoregressive Index Model for the U.S. 1948-1975, in: J. Kmenta & J.B. Ramsey (Hrsg.), Large-Scale Macro-Econometric Models, Amsterdam: North-Holland, 283-327.
- Swanson, N.R. und C.W.J. Granger** (1997), Impulse Response Functions Based on a Causal Approach to Residual Orthogonalization in Vector Autoregressions, *Journal of the American Statistical Association*, 92, 357–367.
- Tversky, A. und D. Kahneman** (1974), Judgement under Uncertainty: Heuristics and Biases, *Science* 185, 1124–1131.

- Uhlig, H.** (1997), What are the Effects of Monetary Policy? Results from an Agnostic Identification Procedure, CentER, Tilburg University, Juni 1997.
- Watson, M.W.** (1994), Vector Autoregressions and Cointegration, in: R.F. Engle und D.L. McFadden (Hrsg.), Handbook of Econometrics, Vol. IV, New York: Elsevier.
- Wold, H.** (1960), A Generalization of Causal Chain Models, *Econometrica*, 28, 443–463.